

MAT02034 – Métodos Bayesianos para Análise de Dados  
Lista 2 - Modelos Multiparamétricos

Rafaela Oliveira

Setembro, 2025

**Exercício 1.** Considere o Modelo Normal com média  $\mu$  e variância  $\sigma^2$  desconhecidos.

**Verossimilhança:**  $L(x|\mu, \sigma^2) = \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \right)^n \exp \left[ \frac{-\sum (x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right]$

**Priori:**  $\Pi(\mu, \sigma^2)$

A priori, a média  $\mu$  e a variância  $\sigma^2$  são independentes.

$$\Pi(\mu, \sigma^2) = \Pi(\mu) \Pi(\sigma^2)$$

Usando as seguintes prioris não informativas:

$$\Pi(\mu) \propto 1 \quad , \quad \Pi(\sigma^2) \propto \frac{1}{\sigma^2} \quad , \quad \Pi(\mu, \sigma^2) \propto \frac{1}{\sigma^2}$$

- a) Encontre a Posteriori Conjunta para  $(\mu, \sigma^2)$ .
- b) Encontre a Posteriori Marginal para  $\mu$ .
- c) Encontre a Posteriori Marginal para  $\sigma^2$ .
- d) Encontre a Posteriori Condicional para  $\mu$ .
- e) Encontre a Posteriori Condicional para  $\sigma^2$ .

**Exercício 2.** Sejam  $Y_1 \sim \text{Poisson}(\alpha\beta)$  e  $Y_2 \sim \text{Poisson}((1 - \alpha)\beta)$  com  $Y_1$  e  $Y_2$  (condicionalmente) independentes, dados  $\alpha$  e  $\beta$ .

Agora suponha que a informação priori para  $\alpha$  e  $\beta$  pode ser expressa como:  $\alpha \sim \text{Beta}(p, q)$  e  $\beta \sim \text{Gama}(p + q, 1)$ , com  $\alpha$  e  $\beta$  independentes para os hiperparâmetros  $p$  e  $q$  especificados.

- a) Encontre a Verossimilhança  $L(y_1, y_2 | \alpha, \beta)$ .
- b) Encontre a Priori  $\Pi(\alpha, \beta)$ .
- c) Encontre a Posteriori Conjunta para  $(\alpha, \beta)$ .
- d) Encontre a Posteriori Marginal para  $\alpha$ .
- e) Encontre a Posteriori Marginal para  $\beta$ .
- f) Encontre a Posteriori Condicional para  $\alpha$ .
- g) Encontre a Posteriori Condicional para  $\beta$ .

**Exercício 3.** Suponha que  $X$  é o número de defeituosos na produção diária de um produto.

Considere  $(X|Y, \theta) \sim \text{Binomial}(Y, \theta)$ , em que  $Y$ , a produção de um dia, é uma variável aleatória com uma distribuição de Poisson com média conhecida  $\lambda$ , e  $\theta$  é a probabilidade de que qualquer produto seja defeituoso.

A distribuição a priori é tal que  $(\theta|Y = y) \sim \text{Beta}(\alpha, \gamma)$ , com  $\alpha$  e  $\gamma$  conhecidos independentes de  $Y$ . Observe que  $X|\theta \sim \text{Poisson}(\lambda\theta)$ . Em seguida,  $\theta \sim \text{Beta}(\alpha, \gamma)$ .

Considerando o problema de estimar  $\theta$ , a probabilidade de um item produzido ser defeituoso, temos as seguintes distribuições:

$$(X|Y, \theta) \sim \text{Binomial}(Y, \theta)$$

$$(Y|\lambda) \sim \text{Poisson}(\lambda)$$

$$(\theta|Y = y) \sim \text{Beta}(\alpha, \gamma)$$

- a) Encontre a Posteriori  $\Pi(\theta|X = x)$ .
- b) Encontre a Posteriori Conjunta para  $\Pi(Y, \theta|X = x)$ .
- c) Encontre as Distribuições Condicionais Completas para  $Y$  e para  $\theta$ .

## **Resolução da lista 2**

### **Grupo:**

Davi Augusto;

Eduardo Garcez;

Gabriel Netto;

João Vitor Arend;

Luan Frederico.

**Exercício 1:** Considerando:

O modelo normal com média e variância desconhecidas:

$$L(x|\mu, \sigma^2) = \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n \exp \left[ \frac{-\sum (x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right]$$

A independência a priori da média e variância:

$$\Pi(\mu, \sigma^2) = \Pi(\mu)\Pi(\sigma^2)$$

As seguinte prioris não informativas:

$$\Pi(\mu) \propto 1, \Pi(\sigma^2) \propto \frac{1}{\sigma^2}, \Pi(\mu, \sigma^2) \propto \frac{1}{\sigma^2},$$

a) Encontre a Posteriori Conjunta para  $(\mu, \sigma^2)$ .

$$p(\mu, \sigma^2|x) \propto \frac{1}{\sigma^2} \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n \exp \left[ \frac{-\sum (x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right]$$

$$p(\mu, \sigma^2|x) \propto \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n \left( \frac{1}{\sigma} \right)^2 \left( \frac{1}{\sigma} \right)^n \exp \left[ \frac{-\sum (x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right]$$

Temos que  $\left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n$  é uma constante, logo podemos remover a fração e manter a proporcionalidade. Assim:

$$p(\mu, \sigma^2|x) \propto \frac{1}{\sigma^2} \left( \frac{1}{\sigma^2} \right)^{\frac{n}{2}} \exp \left[ \frac{-\sum (x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right], \text{ e ainda:}$$

$$\mu, \sigma^2|x \propto \left( \frac{1}{\sigma^2} \right)^{-(\frac{n}{2}+1)} \exp \left[ \frac{-\sum (x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right]$$

b) Encontre a Posteriori Marginal para  $\mu$ .

$$p(\mu|x) = \int_0^\infty \left( \frac{1}{\sigma} \right)^{n+2} \exp \left[ \frac{-\sum (x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right] d\sigma^2$$

Vamos simplificar a expressão dentro da integral, começando por  $\sum (x_i - \mu)^2$ :

$$\text{Usando a igualdade } (a - b)^2 = ((a - c) + (c - b))^2, \text{ temos } \sum ((x_i - \bar{x}) + (\bar{x} - \mu))^2$$

Agora, para  $a = (x_i - \bar{x})$  e  $b = (\bar{x} - \mu)$ , vamos reescrever nosso somatório como  $a^2 + 2ab + b^2$ :

$$\sum [(x_i - \bar{x})^2 + 2(x_i - \bar{x})(\bar{x} - \mu) + (\bar{x} - \mu)^2] = \sum (x_i - \bar{x})^2 + \sum 2(x_i - \bar{x})(\bar{x} - \mu) + \sum (\bar{x} - \mu)^2$$

Como sabemos que  $\sum (x_i - \bar{x}) = 0$  temos que:

$$\sum 2(x_i - \bar{x})(\bar{x} - \mu) = 0$$

Simplificando nossos somatórios temos:

$$n(\bar{x} - \mu) + \sum (x_i - \bar{x})^2$$

Lembrando que  $s^2 = \frac{1}{n-1} \sum (x_i - \bar{x})^2$ , podemos chegar na seguinte expressão:

$$n(\bar{x} - \mu)^2 + s^2(n-1)$$

Substituindo na integral inicial:

$$\int_0^\infty (\sigma^2)^{-\frac{n}{2}-1} \exp\left(-\frac{n(\bar{x} - \mu)^2 + s^2(n-1)}{2\sigma^2}\right) d\sigma^2$$

A seguinte propriedade pode ser aplicada:

$$p(\mu|x) = \int_0^\infty (\sigma^2)^{-a-1} \exp\left(-\frac{b}{\sigma^2}\right) \propto b^{-a}$$

E assim, lembrando que a divisão por 2 é uma constante, temos:

$$p(\mu|x) \propto (n(\bar{x} - \mu)^2 + s^2(n-1))^{-\frac{n}{2}}$$

$s^2(n-1)$  é constante em relação a  $\mu$ , pois utiliza apenas os valores da amostra, podemos reescrever nossa expressão assim:

$$p(\mu|x) \propto \left(1 + \frac{n(\bar{x} - \mu)^2}{s^2(n-1)}\right)^{-\frac{n}{2}}$$

Fazendo uma reparametrização, conseguimos obter uma distribuição t de Student.  
 $\mu_0 = \bar{x}, \nu = n-1, \tau^2 = \frac{s^2}{n}$ . Atenção para a simetria do quadrado:  $(\mu_0 - \mu)^2 = (\mu - \mu_0)^2$ .

$$p(\mu|x) = \left(1 + \frac{(\mu - \mu_0)^2}{\tau^2 \nu}\right)^{-\frac{\nu+1}{2}} \sim t_\nu(\mu_0, \tau^2)$$

Ou seja

$$\mu|x \sim t_{n-1}\left(\bar{x}, \frac{s^2}{n}\right)$$

c) Encontre a Posterior Marginal para  $\sigma^2$ .

Vamos utilizar da expansão do termo quadrático exatamente como na questão anterior  
 $\sum (x_i - \mu)^2 = (n-1)s^2 + n(\bar{x} - \mu)^2$ . Agora temos:

$$p(\sigma^2|x) \propto (\sigma^2)^{-\frac{n}{2}-1} \exp\left(-\frac{(n-1)s^2}{2\sigma^2}\right) \int_{-\infty}^\infty \exp\left(-\frac{n(\bar{x} - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) d\mu$$

Reconhecendo que essa integral difere da distribuição normal pela constante de normalização e pela constante  $n$ , obtemos:

$$\int_{-\infty}^\infty \exp\left(-\frac{n(\bar{x} - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) d\mu = \sqrt{\frac{2\pi\sigma^2}{n}}$$

Unindo os termos, simplificando as potências de  $\sigma^2$  e retirando as constantes, obtemos:

$$p(\sigma^2|x) \propto (\sigma^2)^{-\frac{n-1}{2}-1} \exp\left(-\frac{(n-1)s^2}{2\sigma^2}\right)$$

Podemos reconhecer nossa posteriori como uma Gamma Inversa com os parâmetros  $\alpha = \frac{n-1}{2}$  e  $\beta = \frac{(n-1)s^2}{2}$ . Logo:

$$\sigma^2|x \sim \text{Gamma Inversa}\left(\frac{n-1}{2}, \frac{(n-1)s^2}{2}\right)$$

d) Encontre a Posteriori Condicional para  $\mu$ .

Tratando  $\sigma^2$  como constante vamos utilizar a forma da posteriori conjunta.

$$p(\mu|\sigma^2, x) \propto \left(\frac{1}{\sigma}\right)^{n+2} \exp\left[\frac{-\sum(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] \propto \exp\left[\frac{-\sum(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right]$$

Assim, podemos enxergar que  $p(\mu|\sigma^2, x)$  segue uma distribuição Normal com os seguintes parâmetros:

$$\mu|\sigma^2, x \sim \text{Normal}\left(\bar{x}, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

e) Encontre a Posteriori Condicional para  $\sigma^2$ .

Observando a forma da a posteriori, considerando  $\mu$  como constante, temos:

$$p(\sigma|\mu, x) \propto (\sigma^2)^{-(\frac{n}{2}+1)} \exp\left[\frac{-\sum(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right]$$

Podemos reconhecer a forma da distribuição Gamma Inversa com parâmetros  $\alpha = \frac{n}{2}$  e  $\beta = \frac{\sum(x_i - \mu)^2}{2}$ :

$$\sigma^2|\mu, x \sim \text{Gamma Inversa}\left(\frac{n}{2}, \frac{\sum(x_i - \mu)^2}{2}\right)$$

$$② \cdot Y_1 \sim \text{Poisson}(\alpha p), Y_2 \sim \text{Poisson}((1-\alpha)p)$$

•  $Y_1$  e  $Y_2$  são condicionalmente independentes.

• A priori:  $\alpha \sim \text{Beta}(p, q)$ ,  $p \sim \text{Gamma}(p+q, 1)$

•  $\alpha$  e  $p$  são independentes.

2)

$$\text{PMF do Poisson: } P(Y=k, \lambda) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}$$

Como há independência as v.oss. conjuntas é o produto das PMF's:

$$l(y_1, y_2 | \alpha, p) = \left( \frac{e^{-\alpha p} (\alpha p)^{y_1}}{y_1!} \right) \left( \frac{e^{-(1-\alpha)p} ((1-\alpha)p)^{y_2}}{y_2!} \right)$$

$$= \frac{\alpha^{y_1} (1-\alpha)^{y_2} p^{y_1+y_2} e^{-\alpha p - (1-\alpha)p}}{y_1! y_2!} \propto \frac{\alpha^{y_1} (1-\alpha)^{y_2} p^{y_1+y_2} e^{-p}}{y_1! y_2!}$$

— II —  
b) a priori  $\pi(\alpha, p)$   $\rightarrow$  constante de normalização.

$$\pi(\alpha) = \frac{\Gamma(p+q)}{\Gamma(p)\Gamma(q)} \cdot \alpha^{p-1} (1-\alpha)^{q-1} \propto \alpha^{p-1} (1-\alpha)^{q-1}$$

$$\pi(p) = \frac{1^{p+q}}{\Gamma(p+q)} p^{p+q-1} e^{-p} \propto p^{p+q-1} e^{-p}$$

Como temos independência

$$\rightarrow \pi(\alpha, p) = \pi(\alpha) \pi(p)$$

$$\propto \alpha^{p-1} (1-\alpha)^{q-1} p^{p+q-1} e^{-p}$$

c)  $\pi(\alpha, \beta | y_1, y_2) \propto L(y_1, y_2 | \alpha, \beta) \cdot \pi(\alpha, \beta)$  Post. conjunta

$$\therefore \pi(\alpha, \beta | y_1, y_2) \propto \alpha^{y_1} (1-\alpha)^{y_2} \beta^{y_1+y_2} e^{-\beta} \cdot (\alpha^{p-1} (1-\alpha)^{q-1} \beta^{p+q-1} e^{-\beta})$$

agrupando os termos:

$$\pi(\alpha, \beta | y_1, y_2) \propto \alpha^{y_1+p-1} (1-\alpha)^{y_2+q-1} \beta^{(y_1+y_2)+(p+q-1)} e^{-2\beta}$$

—||—

d) Posteriori Marginal  $\alpha$ .

$$\pi(\alpha | y_1, y_2) = \int_{\mathbb{R}^+} \pi(\alpha, \beta | y_1, y_2) d\beta$$

$$\therefore \pi(\alpha | y_1, y_2) \propto \alpha^{y_1+p-1} (1-\alpha)^{y_2+q-1} \int_{\mathbb{R}} \beta^{(y_1+y_2)+(p+q-1)} e^{-2\beta} d\beta$$

A integral em questão se assemelha ao núcleo de uma distribuição Gamma:  $x^{\alpha-1} e^{-\beta x}$

$\therefore$  A integral resulta em uma constante que não depende de  $\alpha$ , portanto:

$$\therefore \pi(\alpha | y_1, y_2) \propto \alpha^{y_1+p-1} (1-\alpha)^{y_2+q-1} \sim \text{Beta}(y_1+p, y_2+q)$$

—||—

e) Posteriori Marginal  $\beta$  (mesma ideia da anterior)

$$\pi(\beta | y_1, y_2) = \int_0^1 \pi(\alpha, \beta | y_1, y_2) d\alpha$$

$$\therefore \pi(\beta | y_1, y_2) \propto \beta^{y_1+y_2+p+q-1} e^{-2\beta} \int_0^1 \alpha^{y_1+p-1} (1-\alpha)^{y_2+q-1} d\alpha$$

Como já vimos esse integral é núcleo de uma Beta logo consiste numa constante em relação a  $\beta$ .

$$\therefore \pi(\beta | y_1, y_2) \propto \beta^{y_1+y_2+p+q-1} e^{-2\beta} \sim \text{Gamma}(y_1+y_2+p+q, 2)$$



③  $x :=$  Número de defeituosas / dia

$(x|y, \theta) \sim \text{Bin}(y, \theta)$ ,  $y \sim \text{Poisson}(\lambda)$  sendo  $\lambda$  conhecido

a priori:  $(\theta|y=g) \sim \text{Beta}(\alpha, r)$ .  $\alpha$  e  $r$  conhecidos e independentes de  $y$ .

$x|\theta \sim \text{Poisson}(\lambda\theta)$ .  $\theta \sim \text{Beta}(\alpha, r)$

Problema: Estimar  $\theta$

a) a posteriori  $\pi(\theta|x=x)$

$\pi(\theta|x) \propto \underbrace{p(x|\theta)}_{?} \cdot \underbrace{\pi(\theta)}_{\text{Beta}(\alpha, r)}$   $\rightarrow$  Temos  $p(x|y, \theta)$  então tiraremos  $y$  da equação.

$$p(x|\theta) = \sum p(x|y, \theta) \cdot p(y) = \sum \binom{y}{x} \theta^x (1-\theta)^{y-x} \left( \frac{e^{-\lambda} \lambda^y}{y!} \right)$$

$\therefore p(x|\theta)$  é uma mistura Binomial  $(y, \theta)$  com  $\text{Poisson}(\lambda)$

o que resulta em  $\sim \text{Poisson}(\lambda\theta) \rightarrow p(x|\theta) = \frac{(\lambda\theta)^x e^{-\lambda\theta}}{x!}$

$$\therefore \pi(\theta|x=x) \propto \frac{(\lambda\theta)^x e^{-\lambda\theta}}{x!} \left( \frac{\pi(\alpha, r)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(r)} \theta^{\alpha-1} (1-\theta)^{r-1} \right)$$

Removendo constantes:

$$\therefore \pi(\theta|x=x) \propto \left( \theta^{x+\alpha-1} \right) (1-\theta)^{r-1} e^{-\lambda\theta}$$

b) posteriori Conjunta  $\pi(\gamma, \theta | x = \kappa)$

$$\pi(\gamma, \theta | x = \kappa) \propto p(x = \kappa | \gamma = y, \theta) \cdot p(\gamma = y) \cdot \pi(\theta)$$

veross. de  $x$  · dist  $\gamma$  · priori  $(\theta)$

$$\propto \binom{y}{\kappa} \theta^{\kappa} (1-\theta)^{y-\kappa} \cdot \frac{e^{-\lambda} \lambda^y}{y!} \cdot \theta^{\kappa-1} (1-\theta)^{r-1}$$

$$\propto \frac{1}{\kappa! (y-\kappa)!} \theta^{\kappa} (1-\theta)^{y-\kappa} \cdot e^{-\lambda} \lambda^y \cdot \theta^{\kappa-1} (1-\theta)^{r-1}$$

$$\therefore \pi(\gamma, \theta | x = \kappa) \propto \frac{\lambda^y}{(y-\kappa)!} \theta^{\kappa+\kappa-1} (1-\theta)^{y-\kappa+r-1}$$

portanto é valido p/  $y \geq \kappa$  e  $\theta \in [0, 1]$